

PERBANDINGAN PERAMALAN HARGA BAHAN POKOK KALIMANTAN TIMUR MENGGUNAKAN METODE *EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS* DAN LSTM

COMPARISON OF FORECASTING PRICES OF STOCK MATERIALS IN EAST KALIMANTAN USING *EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS* AND LSTM METHODS

Boy Fransiskus Sitanggang¹, Rana Andini², Irana Putri Juliani³, Ghina Alyaa Nabiilah⁴, Adjie Setyadi⁵

^{1,3}Program Studi Matematika, Universitas Negeri Medan

²Program Studi Teknik Rekayasa Sistem Komputer, Universitas Bina Insan

⁴Program Intelligent System Studi Teknik Informatika, Universitas Catur Insan Cendekia

⁵Program Sistem Keamanan Cyber Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI

ARTICLE INFO

Article history:

Diterima xx-xx-xx

Diperbaiki xx-xx-xx

Disetujui xx-xx-xx

Kata Kunci:

Peramalan; *Exponential Smoothing Holt-Winters*; LSTM; metode terbaik.

ABSTRAK

Setiap tahun harga bahan pokok di Indonesia mengalami naik turun harga secara fluktuatif yang dapat dipengaruhi faktor internal maupun eksternal. Dengan meramalkan harga bahan pokok pada kurun waktu yang mendatang, pemerintah dan masyarakat akan mendapatkan informasi prediksi harga bahan pokok. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui metode peramalan terbaik dengan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dan LSTM. Data yang digunakan penelitian ini adalah harga bahan pokok provinsi Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022 yang terdiri dari 16 komoditas. Data diperoleh dengan cara dengan pengumpulan data sekunder melalui sistem pemantauan pasar dan kebutuhan pokok kementerian perdagangan.. Analisis data yang digunakan adalah metode *exponential smoothing Holt-Winters* dan LSTM dengan nilai MSE dan MAPE terkecil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa: (1) peramalan dengan metode *exponential smoothing Holt-Winters* menghasilkan model dengan nilai rata-rata MSE adalah 113074551.6, rata-rata MAPE multiplikatif adalah 0.0893 dan nilai rata-rata MAPE aditif adalah 0.1012; (2) peramalan dengan metode LSTM menghasilkan model LSTM dengan nilai rata-rata MSE dengan normalisasi adalah 0.017 dan nilai rata-rata MSE tanpa normalisasi adalah 0.019 sedangkan nilai rata-rata MAPE dengan normalisasi adalah 26.96 dan nilai rata-rata MAPE tanpa normalisasi adalah 21.64; (3) perbandingan peramalan menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* lebih daripada LSTM karena menghasilkan nilai rata-rata MAPE lebih kecil daripada nilai rata-rata MAPE metode LSTM.

ABSTRACT

Every year the price of basic commodities in Indonesia fluctuates, which can be influenced by internal and external factors. By forecasting the price of basic commodities in the future, the government and the public will get information on the prediction of the price of basic commodities. The purpose of this study was to determine the best method of forecasting models *Holt-Winters exponential smoothing* and *LSTM* forecasting. The data used in this study is the price of basic commodities for the province of East Kalimantan from January 2020 to March 2022. Data was obtained with secondary data collection through the market monitoring system and the Ministry of Trade's basic needs.. The data analysis is the method of *Holt-Winter exponential smoothing* and *LSTM* with *MSE* and *MAPE* smallest value. The results showed that: (1) forecasting using the *Holt-Winters exponential smoothing* method resulted in a model with an average *MSE* value of 113074551.6, an average multiplicative *MAPE* 0.0893 and an additive *MAPE* average value of 0.1012; (2) forecasting using the *LSTM* method produces an *LSTM* model with the average value of *MSE* with normalization is 0.017 and the average value of *MSE* without normalization is 0.019 while the average value of *MAPE* with normalization is 26.96 and the average value of *MAPE* without normalization is 21.64 ; (3) the comparison of forecasting using the *Holt-Winters exponential smoothing* method is more than *LSTM* because it produces an average *MAPE* value that is smaller than the *MAPE* average value of the *LSTM* method.

Keywords:

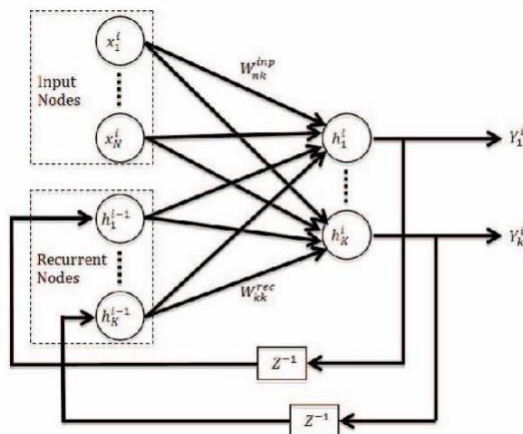
forecasting; *Exponential Smoothing Holt-Winters*; LSTM; best method.

1. Pendahuluan

Bahan pangan mempunyai peranan penting dalam kehidupan masyarakat sehingga mudah didapatkan di warung-warung kecil, pasar tradisional, swalayan sampai mall. Kebutuhan akan bahan pangan meningkat setiap tahunnya dan peningkatan kebutuhan akan bahan pangan berbanding lurus dengan jumlah penduduk terutama penduduk Indonesia dengan jumlah 265 juta jiwa. Setiap tahun bahan pangan mengalami naik turun harga. Perubahan harga bahan pangan yang fluktuatif ini dipengaruhi faktor internal maupun eksternal. Dengan meramalkan harga bahan pokok pangan pada kurun waktu yang mendatang, pemerintah akan mendapatkan informasi prediksi harga pangan [1]. Peramalan ini dengan cara mengumpulkan data data harga pokok pangan masa lalu untuk diolah menjadi informasi prediksi harga pangan pada masa yang akan datang.

Peramalan merupakan suatu kegiatan untuk memprediksi kejadian di masa yang akan datang dengan menggunakan dan mempertimbangkan data dari masa lampau. Banyak metode dalam statistika yang dapat digunakan untuk peramalan suatu data *time series* [2]. Pada studi ini dilakukan pemodelan untuk memprediksi harga bahan pokok di Kalimantan Timur menggunakan pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) dan *Exponential Smoothing* (EST).

Long-Short Term Memory (LSTM) merupakan tipe spesial dari neural network, dimana termasuk bagian dari Recurrent Neural Network (RNN). Tidak seperti *feed forward neural network konvensional*, RNN menggunakan n umpan balik dari output layers kembali ke input layer, dimana setiap koneksi umpan balik dapat digunakan sebagai time-delay gate (Gambar 1). Arsitektur RNN mampu mewakili secara eksplisit pengaruh nilai output masa lalu pada perhitungan output saat ini, menjadikannya ideal untuk memodelkan struktur autokorelasi dari data deret waktu atau time series [3].



Gambar 1 Recurrent Neural Network (RNN) konvensional sederhana

Pemulusan eksponensial (*exponential smoothing*) merupakan metode peramalan yang digunakan untuk meramalkan masa yang akan datang dengan melakukan proses pemulusan (*smoothing*) dengan menghasilkan data ramalan yang lebih kecil nilai kesalahannya. Dalam pemulusan (*smoothing*) eksponensial terdapat satu atau lebih parameter

pemulusan yang ditentukan secara eksplisit dan hasil pilihan menentukan bobot yang dikenakan pada nilai observasi [2].

2. Metode Penelitian

2.1 Pengumpulan data

Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif. Data harga barang kebutuhan pokok yang ada di Kalimantan Timur diperoleh dari situs Web resmi Kementerian Perdagangan Indonesia. Data yang dikumpulkan memuat informasi harga bahan pokok dari 16 komoditas, yaitu Beras Premium, Beras Medium, Gula Pasir, Minyak Goreng Curah, Minyak Goreng Kemasan sederhana, Minyak Goreng kemasan Premium, kedelai Impor, Tepung Terigu, Daging Sapi Paha Belakang, Daging Ayam Ras, Telur Ayam Ras, Cabe Merah Besar, Cabe Merah Keriting, Cabe Rawit Merah, Bawang Merah, dan Bawang Putih Honan. Data yang diperoleh selanjutnya di proses dengan menggunakan Excel. Data yang diproses berada pada rentang Januari 2020-Maret 2022.

2.2 Tahap analisis

Pada tahap ini, adalah tahap penelitan dengan menggunakan 2 metode algoritma. Metode penelitian dalam penelitian ini menggunakan metode LSTM(Long Short Term Memory) dan ETS(Eksponensial Smoothing).

2.2.1 Long Short Term Memory Neural Network (LSTM)

LSTM merupakan salah satu jenis RNN. LSTM memiliki kemampuan untuk mempelajari data yang harus digunakan atau diabaikan, proses ini terjadi pada setiap neuron [4]. LSTM banyak digunakan untuk mengolah teks, video, dan data deret waktu [5]. Hal ini berdasarkan lebih banyak informasi sebelumnya dapat mempengaruhi akurasi model, LSTM menjadi pilihan penggunaan yang wajar. Modul LSTM yang disebut modul berulang memiliki empat modul lapisan jaringan saraf yang saling berinteraksi ditunjukkan pada gambar 4. Simbol π dan Σ mewakili elemen perkalian bijak dan penjumlahan masing-masing. Operasi penggabungan diwakili oleh simbol (\bullet) poin. Itu komponen dasar LSTM adalah status sel, sebuah baris yang berjalan dari memori dari blok sebelumnya (S_{t-1}) ke memori blok saat ini (S_t). Ini memungkinkan informasi mengalir lurus ke bawah. Jaringan dapat menentukan jumlah informasi sebelumnya mengalir. Itu dikendalikan melalui lapisan pertama (σ_1). Operasi yang dilakukan oleh lapisan ini diberikan [6].

- Langkah 1. Import library pandas, matplotlib, numpy, seaborn, sklearn, datetime. (1),
- Langkah 2. Membentuk data sesuai kriteria lstm. (2),
- Langkah 3. Membangun model lstm. (3)
- Langkah 4. Model lstm tanpa scalling dengan parameter loss mse. (4)
- Langkah 5. Model lstm dengan scalling dengan parameter nilai min_max. (5)
- Langkah 6. Plotting per item harga barang bahan pokok. (6)

2.2.2 Eksponential Smoothing (ETS)

Dalam Holt-Winters Exponential Smoothing, ada tiga variabel penting yaitu level, trend dan seasonal yang digunakan dalam proses perhitungan. Untuk menentukan nilai awal dalam Metode Holt-Winters Exponential Smoothing diperlukan satu deret data dalam satu periode musiman (s). Dalam penelitian ini akan digunakan periode musiman $s = 12$ yang merupakan jumlah bulan dalam satu periode musim [7]. Adapun langkah-langkahnya sebagai berikut :

Langkah 1. Inisialisasi nilai awal L_s level dengan menggunakan persamaan (1),
Menentukan nilai awal level L_s dengan menggunakan persamaan (1).

$$L_s = (Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s)/s \quad (1)$$

dimana,

L_s = Inisialisasi Level

Y_s = Harga Bahan Pokok ke- s

s = Periode Musiman ($s = 12$)

Langkah 2. Menentukan nilai awal trend dengan menggunakan persamaan (2).

$$b_s = (Y_s + 1 - Y_1)/s \quad (2)$$

dimana,

b_s = Inisialisasi Trend

$Y_s + 1$ = Harga Bahan Pokok ke ($s+1$)

s = Panjang Musiman ($s=12$)

Langkah 3. Menentukan nilai awal untuk indeks musiman (seasonal) dengan menggunakan persamaan (3) untuk multiplikatif dan persamaan (4) untuk adictiv.

$$S_p = Y_p/L_s \quad (3)$$

$$S_p = Y_p - L_s \quad (4)$$

dimana,

S_p = Inisialisasi seasonal

Y_p = Harga Bahan Pokok ke- p

p = Periode Musiman di Tahun Pertama ($p = 1, 2, 3 \dots 12$)

Langkah 4. Membuat model ETS dengan parameter alpha, beta, gamma.

Langkah 5. Plotting per item harga barang bahan pokok.

2.3 Evaluasi model

Pada tahap ini, adalah tahap penelitan dengan menggunakan perhitungan MSE(Mean Square Error) dan MAPE(Mean Absolute Percent Error).

2.3.1 MSE (Mean Square Error)

Merupakan perhitungan yang digunakan untuk menghitung rata-rata kesalahan berpangkat, dengan rumus:

$$MSE = \sum (Aktual - Forecast)^2 / (n - 1) \quad (5)$$

Dari rumus (5), dapat diartikan bahwa $\sum (Aktual - Forecast)^2$ merupakan hasil pengurangan antara nilai aktual dan forecast yang telah dikuadratkan, kemudian dilakukan penjumlahan terhadap hasil-hasil tersebut. Dan n merupakan jumlah periode yang digunakan untuk perhitungan [8].

2.3.2 MAPE(Mean Absolute Percent Error)

Merupakan perhitungan yang digunakan untuk menghitung rata-rata persentase kesalahan mutlak, dengan rumus:

$$MAPE = \sum \left(\frac{|Aktual - Forecast|}{Aktual} \right) \times \frac{100}{n} \quad (6)$$

Dari rumus (6), dapat diartikan bahwa $\sum (|Aktual - Forecast| / Aktual)$ merupakan hasil pengurangan antara nilai aktual dan forecast yang telah di absolute-kan, kemudian di bagi dengan nilai aktual per periode masing-masing, kemudian dilakukan penjumlahan terhadap hasil-hasil tersebut. Dan n merupakan jumlah periode yang digunakan untuk perhitungan. Semakin rendah nilai MAPE, kemampuan dari model peramalan yang digunakan dapat dikatakan baik, dan untuk MAPE terdapat range nilai yang dapat dijadikan bahan pengukuran mengenai kemampuan dari suatu model peramalan, range nilai tersebut dapat dilihat pada tabel 1 [8].

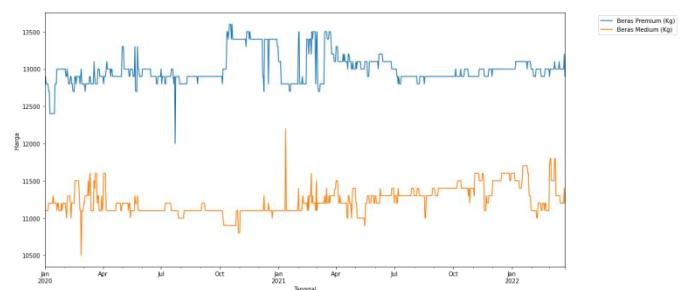
Tabel 1. Range Nilai MAPE

Range MAPE	Arti
< 10%	Kemampuan Model Peramalan sangat baik
10-20%	Kemampuan model peramalan baik
20-50%	Kemampuan model peramalan layak
> 50%	Kemampuan model peramalan buruk

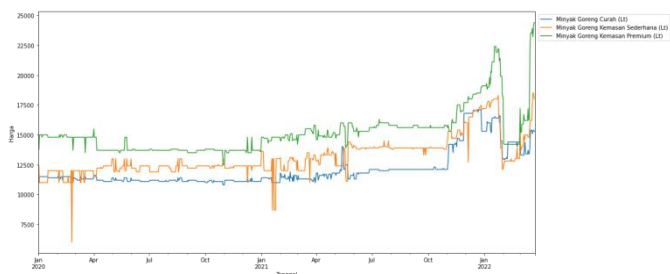
3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga bahan pokok di provinsi Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022 yang terdiri dari 16 komoditas dan dikelompokkan menjadi 6 kategori yaitu beras, minyak, daging, ayam ras, cabe dan bawang.

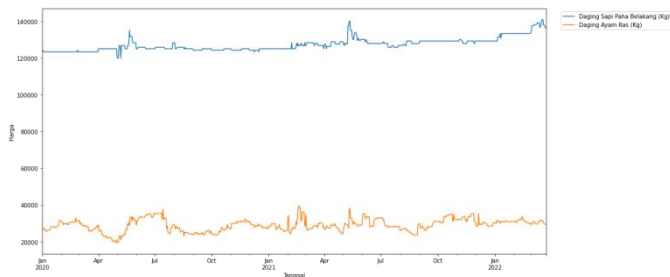
Pada bagian ini data yang ditunjukkan hanya hasil pengolahan data harga bahan pokok untuk 6 kategori.



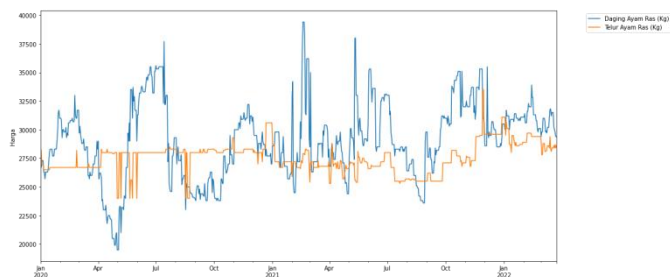
Gambar 2 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Beras di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



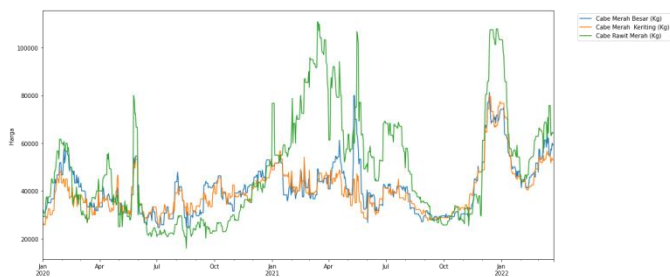
Gambar 3 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Minyak di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



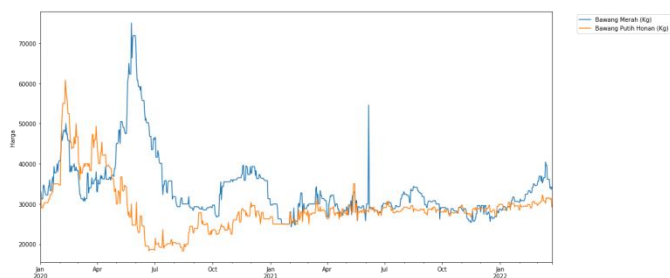
Gambar 4 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Daging di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



Gambar 5 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Ayam Ras di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



Gambar 6 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Cabe di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



Gambar 7 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Bawang di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022

Gambar 2 sampai dengan Gambar 7 menunjukkan grafik perubahan harga bahan pokok untuk data harga 6 kategori. Grafik memperlihatkan bahwa selalu mengalami perubahan harga secara fluktuatif dari tahun ke tahun, namun di setiap awal tahunnya terjadi peningkatan harga seperti pada kategori ayam ras, cabe dan bawang.

Pembahasan penelitian metode *exponential smoothing Holt-Winters* ini diawali dengan membuat pola data untuk menentukan model musiman aditif atau model multiplikatif. Apabila data merupakan model aditif maka pola data cenderung memiliki variasi musiman yang bersifat konstan. Model aditif untuk prediksi data *time series* yang mana amplitudo (ketinggian) pola musimannya tidak tergantung pada rata-rata level atau ukuran data. Berdasarkan pola data diketahui bahwa data dari setiap harga bahan pokok di provinsi Kalimantan Timur Januari 2020-Maret 2022 memiliki karakteristik data berbeda. Data cenderung merupakan model aditif dan model multiplikatif karena pola data cenderung mengalami peningkatan atau penurunan (fluktuasi). Pada Gambar 2 sampai dengan Gambar 7 tampak adanya musiman. Menurut Sugiarto & Harijono (2000) variasi musim ini akan berulang kembali setiap tahun [9]. Gambar 2 sampai Gambar 7 dalam tahun yang sama, pada saat tertentu dalam satu tahun tersebut terjadi peningkatan dan penurunan lagi pada saat lain pada waktu yang sama. Hal ini berulang pada tahun berikutnya. Terlihat pada peningkatan harga barang pokok pada katogori cabe setiap tahunnya pada sekitar bulan Januari. Selain itu, untuk mengetahui data tersebut merupakan model multiplikatif dapat diketahui dengan pola musiman membesar atau seiring meningkatnya ukuran data, terlihat gejala musiman pada bulan Januari. Selanjutnya adalah menentukan panjang atau periode musiman, jika data berdasarkan kuartalan maka panjang atau periode musiman adalah 4. Berdasarkan data diperoleh panjang atau periode musiman adalah 30 karena data berdasarkan per hari. Setelah panjang atau periode musiman diperoleh, selanjutnya adalah menentukan nilai awal taksiran (inisialisasi) yang berpengaruh terhadap prediksi berikutnya bergantung pada panjang deret waktu dan nilai dari ketiga parameternya yaitu *mean* (α), *trend* (β) dan *seasonal* (γ).

Nilai awal taksiran untuk model multiplikatif diperoleh nilai inisialisasi pemulusan (*SL*) adalah 212168,6 yang merupakan rata-rata dari beberapa nilai pada musim yang sama. Inisialisasi faktor *trend* (*bL*) adalah 1685,299 dan inisialisasi faktor musiman (*IL*) untuk penghalusan musiman dimana pada siklus musiman pertama dilakukan dengan membagi setiap data nilai aktual (*XL*) dengan rata-rata pada siklus itu. Diperoleh hasil inisialisasi faktor musiman yaitu $I1=0,840643$; $I2=0,901934$; $I3=0,900817$; $I4=0,868319$; $I5=0,939823$; $I6=1,05904$; $I7=1,188253$; $I8=1,146362$; $I9=1,095902$; $I10=1,082399$; $I11=0,927828$ dan $I12=1,04868$. Selanjutnya, model *exponential smoothing Holt-Winters* diperoleh dari kombinasi nilai *mean* (α), *trend* (β) dan *seasonal* (γ) secara *trial and error* untuk memperoleh model terbaik.

Menurut Hendikawati (2015) untuk mencari nilai parameter yang memberikan hasil prediksi terbaik dapat dilakukan *trial and error* [10]. Model terbaik diperoleh dengan nilai parameter dengan nilai antara 0 sampai 1. Ini merupakan iterasi yang dimulai dengan memilih antara 0,1

sampai 0,9. Makridakis *et al.*, (1999) menyebutkan bahwa nilai α yang besar (0,9) memberikan pemulusan yang sangat kecil dalam peramalan, sedangkan nilai α yang kecil (0,1) memberikan pemulusan yang besar. Nilai alpha, beta dan gamma diperoleh dengan cara kombinasi. Batasan untuk setiap nilai adalah satu angka di belakang koma. Perhitungan peramalan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dilakukan secara berulang-ulang dengan mengkombinasikan semua dari ketiga nilai tersebut. Nilai tiga parameter tersebut adalah kombinasi 0,1 sampai dengan 0,9 sehingga nantinya akan diperoleh nilai RMSE. Hal ini dilakukan untuk mengurangi waktu untuk pemrosesan peramalan [11]. Semakin banyak jumlah konstanta maka proses peramalan akan memakan waktu yang cukup lama karena sistem akan melakukan perulangan yang lebih banyak. Menurut Sungkawa dan Megasari (2011) menyebutkan bahwa metode alternatif yang dapat mengurangi keraguan tentang nilai optimal adalah mencari nilai taksiran awal yang lebih baik, lalu menetapkan nilai kecil untuk ketiga parameter pemulusan (sekitar 0,1 sampai dengan 0,3) [12]. Nilai 0,1 membuat ramalan bersifat terlalu hati-hati, sedangkan nilai 0,3 memberikan sistem yang lebih responsif. Berdasarkan Makridakis (1999: 110-111) yang menyebutkan bahwa penetapan nilai parameter untuk *mean* (α), *trend* (β) dan *seasonal* (γ) sekitar 0,1 sampai dengan 0,2. Hal ini bermanfaat untuk mencapai stabilitas jangka panjang dan menyediakan metode yang umum dan murah untuk peramalan semua jenis data [9].

Tabel 2. Parameter Bahan Pokok

NO	BAHAN POKOK	ALPHA	BETA	GAMMA
1	Beras Premium (Kg)	0.1	0.1	0.1
2	Beras Medium (Kg)	0.8	0.8	0.1
3	Gula Pasir (Kg)	0.2	0.6	0.1
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	0.9	0.7	0.1
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	0.2	0.2	0.1
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	0.1	0.4	0.1
7	Kedelai Impor (Kg)	0.1	0.1	0.1
8	Tepung Terigu (Kg)	0.1	0.9	0.1
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	0.1	0.9	0.1
10	Daging Ayam Ras (Kg)	0.1	0.6	0.1
11	Telur Ayam Ras (Kg)	0.1	0.5	0.1
12	Cabe Merah Besar (Kg)	0.1	0.3	0.1
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	0.8	0.2	0.1
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	0.9	0.7	0.1
15	Bawang Merah (Kg)	0.1	0.6	0.1
16	Bawang Putih Honan (Kg)	0.1	0.6	0.1

Tabel 2 menginformasikan nilai parameter dari 16 bahan pokok yang didapatkan dari proses insialisasi sebelumnya. Selanjutnya dilakukan proses *training* dan *testing* menggunakan model *exponential smoothing Holt-Winters* didapatkan hasil MAPE dan MSE. Data memiliki karakteristik yang berbeda sehingga penelitian ini mencari MAPE dengan model aditif dan model multiplikatif dengan periode musiman yaitu 30 hari. Maka didapatkan hasil MAPE aditif, MAPE multiplikatif dan MSE dari model pada Tabel 3.

Tabel 3. MAPE dan MSE Model ETS

NO	BAHAN POKOK	MAPE MULTIPLIKATIF	MAPE ADITIF	MSE
1	Beras Premium (Kg)	0.004237	0.004224	4,38E+09
2	Beras Medium (Kg)	0.013954	0.013948	3,55E+10
3	Gula Pasir (Kg)	0.024791	0.025863	1,71E+11
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	0.100816	0.101496	3,99E+12
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	0.105525	0.105477	4,00E+12
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	0.117058	0.116896	8,04E+12
7	Kedelai Impor (Kg)	0.009967	0.009936	6,30E+10
8	Tepung Terigu (Kg)	0.071551	0.071490	1,00E+12
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	0.011089	0.011220	4,30E+12
10	Daging Ayam Ras (Kg)	0.069150	0.192493	4,73E+13
11	Telur Ayam Ras (Kg)	0.029452	0.040384	2,06E+12
12	Cabe Merah Besar (Kg)	0.329118	0.316923	5,22E+14
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	0.175192	0.197452	3,13E+14
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	0.214350	0.258327	8,88E+14
15	Bawang Merah (Kg)	0.068095	0.068137	6,06E+12
16	Bawang Putih Honan (Kg)	0.085585	0.084291	9,27E+12

Tabel 3 menginformasikan nilai MAPE multiplikatif, MAPE aditif dan MSE dari setiap bahan pokok. Rata-rata MAPE multiplikatif = 0.0893, rata-rata MAPE aditif = 0.1011, dan rata-rata MSE = 113074551.

Pembahasan penelitian metode *Long Short Term Memory* (LSTM) ini diawali mengimport *library* keras pada tensor flow yang dibutuhkan, kemudian mendeskripsikan bentuk data *train* dan data *test*. Selanjutnya membentuk data baru sebelum membangun model LSTM. Setelah itu membangun model LSTM tahap awal dengan memberikan neuron, activation function adalah linear, loss adalah mse dan mape, epoch berjumlah 100 serta optimizer menggunakan adam. Pada metode LSTM ingin dilihat hasil untuk data yang sudah dinormalisasi dan data yang belum dinormalisasi. Langkah selanjutnya adalah melakukan training dan validasi data dari parameter yang diberikan pada setiap komoditas, kemudian dilakukan evaluasi model pada data yang belum di normalisasi dan data yang belum di normalisasi dengan menghitung nilai dari MSE dan MAPE pada setiap bahan pokok.

Tabel 4. MSE Model LSTM

NO	BAHAN POKOK	MSE TANPA NORMALISASI	MSE DENGAN NORMALISASI
1	Beras Premium (Kg)	0.000031	0.000699
2	Beras Medium (Kg)	0.000546	0.001555
3	Gula Pasir (Kg)	0.000636	0.007456
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	0.008861	0.009997
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	0.010890	0.010118
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	0.032829	0.023258
7	Kedelai Impor (Kg)	0.009131	0.000590
8	Tepung Terigu (Kg)	0.003393	0.010686
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	0.007217	0.000141
10	Daging Ayam Ras (Kg)	0.004000	0.012130
11	Telur Ayam Ras (Kg)	0.001549	0.001566
12	Cabe Merah Besar (Kg)	0.032940	0.035065
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	0.036507	0.033862
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	0.157803	0.131187
15	Bawang Merah (Kg)	0.008029	0.006151
16	Bawang Putih Honan (Kg)	0.002838	0.001628

Pada tabel 4 menghasilkan model LSTM dengan nilai rata-rata MSE dengan normalisasi adalah 0.017 dan nilai rata-rata MSE tanpa normalisasi adalah 0.019. Hal ini menjelaskan bahwa model LSTM sudah cukup baik.

Tabel 5. MAPE Model LSTM

NO	BAHAN POKOK	MAPE TANPA NORMALISASI	MAPE DENGAN NORMALISASI
1	Beras Premium (Kg)	4.188.331	19.943.538
2	Beras Medium (Kg)	15.971.526	48.899.566
3	Gula Pasir (Kg)	9.611.536	5.823.667
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	44.861.006	47.045.629
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	8.053.732	147.407.504
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	143.011.181	74.931.053
7	Kedelai Impor (Kg)	3.394.124	2.346.842
8	Tepung Terigu (Kg)	15.513.501	13.692.408
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	1.371.521	1.820.838
10	Daging Ayam Ras (Kg)	7.197.134	5.906.677
11	Telur Ayam Ras (Kg)	25.661.573	5.011.843
12	Cabe Merah Besar (Kg)	10.568.315	30.470.575
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	9.015.760	17.068.289
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	7.082.165	5.834.581
15	Bawang Merah (Kg)	39.417.363	2.893.246
16	Bawang Putih Honan (Kg)	1.394.533	2.319.472

Pada tabel 5 menghasilkan model LSTM dengan nilai rata-rata MAPE dengan normalisasi adalah 26.96 dan nilai rata-rata MAPE tanpa normalisasi adalah 21.64. Berdasarkan tabel 1 maka kemampuan model peramalan layak.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian menunjukkan bahwa: (1) peramalan dengan metode *exponential smoothing Holt-Winters* menghasilkan model dengan nilai rata-rata MSE adalah 113074551.6, rata-rata MAPE multiplikatif adalah 0.0893 dan nilai rata-rata MAPE aditif adalah 0.1012; (2) peramalan dengan metode LSTM menghasilkan model LSTM dengan nilai rata-rata MSE dengan normalisasi adalah 0.017 dan nilai rata-rata MSE tanpa normalisasi adalah 0.019 sedangkan nilai rata-rata MAPE dengan normalisasi adalah 26.96 dan nilai rata-rata MAPE tanpa normalisasi adalah 21.64; (3) perbandingan peramalan menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* lebih daripada LSTM karena menghasilkan nilai rata-rata MAPE lebih kecil daripada nilai rata-rata MAPE metode LSTM.. Jadi peramalan harga bahan pokok provinsi Kalimantan Timur menggunakan data Januari 2020 – Maret 2022 lebih efektif menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* dibandingkan metode LSTM karena nilai MAPE yang lebih kecil daripada nilai MAPE yang dihasilkan metode LSTM. Meskipun hasil akurasi masih jauh dari harapan, beberapa faktor mungkin dapat dievaluasi untuk penelitian selanjutnya seperti variasi jumlah *epoch*, *hidden layer*, *batch size*, jumlah data *training* dan *testing* maupun penambahan variabel *input* dengan harapan mampu menambah nilai akurasi dari model prediksi.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada PT Orbit Ventura Indonesia dan para coach atas bantuan dan bimbingan penelitian sehingga penelitian ini dapat dilaksanakan dengan baik. Terima kasih juga untuk semua pihak yang secara tidak langsung membantu pelaksanaan penelitian ini.

Referensi

- [1] M. Rizaldi Satyaputra, F. Richard Kodong, O. Samuel Simanjuntak, and J. Teknik Informatika, "Seminar Nasional Informatika 2018 (semnasIF 2018) UPN 'Veteran' Yogyakarta," 2018.
- [2] T. Safitri, N. Dwidayati, and K. Kunci, "Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan Arima," *Unnes Journal of Mathematics*, vol. 6, no. 1, pp. 48–58, 2017, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- [3] M. Kamal Wisyaldin, G. Maya Luciana, H. Pariaman, and P. Pembangunan Jawa Bali, "Pendekatan Long Short-Term Memory untuk Memprediksi Kondisi Motor 10 kV pada PLTU Batubara," vol. 9, no. 2, doi: 10.33322/kilat.v9i2.997.
- [4] N. Sakinah, M. Tahir, T. Badriyah, and I. Syarif, "LSTM with Adam Optimization-Powered High Accuracy Preeclampsia Classification," *J. International Electronics Symposium*, 2019.
- [5] A. Azzouni and G. Pujolle, "A Neural Network-based Framework for Traffic Matrix Prediction in NeuTM : A Neural Network-based Framework for Traffic Matrix Prediction in SDN," *NeuTM*, October.
- [6] A. A. Ningrum et al., "ALGORITMA DEEP LEARNING-LSTM UNTUK MEMPREDIKSI UMUR TRANSFORMATOR," vol. 8, no. 3, pp. 539–548, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184587.
- [7] N. P. Dewi and I. Listiowarni, "Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan", doi: 10.31849/digitalzone.v11i2.4797ICCS.
- [8] M.A. Maricar, "Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ," *J. Sistem Dan Informatika*, Vol. 13, no. 2, pp. 36–45, 2019
- [9] Sugiarto dan Harijono, *Peramalan Bisnis*, Jakarta: PT. Gramedia Utama, 2000.
- [10] P. Hendikawati, *Peramalan Data Runtun Waktu, Metode dan Aplikasinya dengan Minitab & Eviews*, Semarang: FMIPA Universitas Negeri Semarang, 2015.
- [11] U.S. Adriyanto dan A. Basith, *Metode dan Aplikasi Peramalan*, Jakarta: Erlangga, 1999.
- [12] I. Sungkawa dan T.R. Megasari, "Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT. Satriamandiri Citramulia," *J. Comtech*, Vol.2, pp. 636–645, 2011.